

УДК 616–006.6–08

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.4396147>

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ
РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ОБРАЗНИХ
ПРЕДСТАВЛЕНЬ НИРКОВО-КЛІТИННОГО РАКУ
УСКЛАДНЕНОГО ХРОНІЧНОЮ ХВОРОБОЮ НИРОК ДЛЯ
ВИБОРУ МЕТОДУ ЛІКУВАННЯ**

Пасічник С. М.¹, Шатний С. В.², Гоженко А. І.³.

¹Львівський національний медичний університет, імені Данила Галицького, м.
Львів

²Національний університет водного господарства та природокористування,
м. Рівне

³ДП Український науково-дослідний інститут медицини транспорту МОЗ
України, м. Одеса

**НЕЙРОСЕТЕВАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ
РАСПОЗНАВАНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ОБРАЗНЫХ
ПРЕДСТАВЛЕНИЙ ПОЧЕЧНО-КЛЕТОЧНОГО РАКА,
ОСЛОЖНЕННОГО ХРОНИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНЬЮ ПОЧЕК ДЛЯ
ВЫБОРА МЕТОДА ЛЕЧЕНИЯ**

Пасечник С. М.¹, Шатный С. В.², Гоженко А. И.³.

¹Львовский национальный медицинский университет, имени Даниила
Галицкого, Львов

²Национальный университет водного хозяйства и природопользования, г.
Ровно

³ДП Украинский научно-исследовательский институт медицины транспорта
МЗ Украины, г. Одесса

**NEURAL NETWORK INFORMATION TECHNOLOGY FOR
RECOGNITION AND CLASSIFICATION OF IMAGE
PRESENTATIONS OF RENAL CELL CARCINOMA COMPLICATED
CHRONIC KIDNEY DISEASES FOR SELECTION OF METHOD
METHOD**

Pasichnyk S.M.¹, Shatnyy C.V.² Gozhenko A.I.³.

¹Danylo Halytsky National Medical University of Lviv, Lviv

²National University of Water Management and Nature Management, Rivne

³Ukrainian Research Institute of Transport Medicine of the Ministry of Health of
Ukraine, Odessa

Summary/Резюме

The information technology of recognition and classification of imaging representations of RCC complicated CKD with use of a neural network is offered. Approaches to architecture design, teaching methods, data preparation for training, training and neural network testing are described. The structural-functional scheme of the neural network is developed, which consists of the input, hidden and output layer, each individual neuron is described by the corresponding activation function with the

selected weights. The expediency of using the number of neurons, their type and architecture for the task of recognition and classification of image representations of oncological phenomena of the organism is shown. Data of patients with RCC of complicated CKD, research department of reconstructive and plastic oncology of NIR, urological department of “Lviv regional hospital”, urology department of Lviv urological regional medical — diagnostic center, were used as initial data, on the basis of real observations, a database for training and education of the neural network was formed. An analysis of the efficiency, speed and accuracy of the neural network, in particular, a computer simulation using modern software and mathematical modeling of computational processes in the middle of the neural network. Software has been developed for preliminary preparation and processing of input data, further training and education of the neural network and directly the process of recognition and classification. According to the obtained results, the developed model and structure of the neural network, its software tools show high efficiency both at the stage of preliminary data processing and in general at the stage of classification and selection of target areas of diseases. The next stage of research is the development and integration of software and hardware system based on parallel and partially parallel computer technology, which will significantly speed up computational operations, achieve the learning and training of the neural network in real time and without loss of accuracy. The presented scientific and practical results have a high potential for integration into existing information and analytical systems, medical analysis the choice of tactics for the treatment of patients with RCC complicated CKD, and health monitoring systems in the preoperative and postoperative periods.

Keywords: *renal cell carcinoma, chronic kidney diseases, learning method, testing tool, search process convergence, neuron, activation function, weighting factor.*

Запропонована інформаційна технологія розпізнавання та класифікації образних представлень нирково — клітинного раку (НКР) ускладненого хронічною хворобою нирок (ХХН) із використанням нейронної мережі. В роботі, описано підходи до проектування архітектури, методів навчання, підготовки даних для проведення навчання, тренування та тестування нейронної мережі. Розроблено структурно-функціональну схему нейронної мережі, яка складається із вхідного, прихованих та вихідного шару, кожен окремий нейрон описаний відповідною активаційною функцією із підібраними ваговими коефіцієнтами хворих НКР ускладненого ХХН. Показано доцільність застосування кількості нейронів, їх тип та архітектуру для проведення задачі розпізнавання та класифікації образних представлень онкологічних явищ організму. В якості вихідних даних використані набори даних хворих НКР ускладненого ХХН, науково-дослідного відділення реконструктивної та пластичної онкоурології NIR, урологічного відділу НКР ЛОР «Львівської обласної лікарні», відділення урології Львівського урологічного регіонального лікувально-діагностичного центру. На основі реальних спостережень, сформована база даних для навчання та тренування нейронної мережі. Проведено аналіз ефективності, швидкодії та точності роботи нейронної мережі, зокрема, проведено комп'ютерну симуляцію із використанням сучасного програмного забезпечення та проведено математичне моделювання обчислювальних процесів в середині структури нейронної мережі. Розроблено програмні засоби для попередньої підготовки та обробки вхідних даних, подальшого тренування та навчання нейронної мережі та безпосередньо процесу розпізнавання та класифікації. Відповідно до отриманих результатів, розроб-

лена модель та структура нейромережі, її програмні засоби реалізації показують високу ефективність як на етапі попередньої обробки даних, так і в цілому на етапі класифікації та виділення цільових ділянок захворювань. В подальшому наступним етапом досліджень є розробка та інтеграція програмно-апаратної системи на основі розпаралелених та частково-розпаралелених засобів обчислювальної техніки, що дозволить значно пришвидшити обчислювальні операції, досягти виконання процесів навчання та тренування нейронної мережі в режимі реального часу та без втрати точності. Представлені наукові та практичні результати мають високий потенціал для інтеграції в існуючі інформаційно-аналітичні системи, системи медичного аналізу, вибору тактики лікування хворих НКР ускладненого ХХН, моніторингу за станом здоров'я, в доопераційному та післяопераційному періодах.

Ключові слова: *нирково-клітинний рак, хронічна хвороба нирок, метод навчання, засіб тестування, збіжність пошукового процесу, нейрон, активаційна функція, ваговий коефіцієнт.*

Предложена информационная технология распознавания и классификации образных представлений почечно-клеточного рака (ПКР), осложненного хронической болезнью почек (ХБП), с использованием нейронной сети. В работе описаны подходы к проектированию архитектуры, методов обучения, подготовки данных для проведения обучения, тренировки и тестирования нейронной сети. Разработана структурно-функциональная схема нейронной сети, которая состоит из входного, скрытых и выходного слоя, каждый отдельный нейрон описан соответствующей активационной функцией с подобранными весовыми коэффициентами больных ПКР осложненным ХБП. Показана целесообразность применения учета количества нейронов, их типа и архитектуры для проведения задачи распознавания и классификации образных представлений онкологических явлений организма. В качестве исходных данных использованы наборы данных больных ПКР осложненным ХБП, научно-исследовательского отделения реконструктивной и пластической онкоурологии НИР, урологического отдела НКП «Львовской областной больницы», отделение урологии Львовского урологического регионального лечебно-диагностического центра. На основе реальных наблюдений, сформирована база данных для обучения и тренировки нейронной сети. Проведен анализ эффективности, производительности и точности работы нейронной сети, в частности, проведена компьютерная симуляция с использованием современного программного обеспечения и математическое моделирование вычислительных процессов внутри структуры нейронной сети. Разработаны программные средства для предварительной подготовки и обработки входных данных, дальнейшей тренировки и обучения нейронной сети и непосредственно процесса распознавания и классификации. Согласно полученным результатам разработана модель и структура нейросети, ее программные средства реализации показывают высокую эффективность как на этапе предварительной обработки данных, так и в целом на этапе классификации и выделения целевых участков заболеваний. В дальнейшем следующим этапом исследования является разработка и интеграция программно-апаратной системы на основе распараллеленных и частично-распараллеленных средств вычислительной техники, что позволит значительно ускорить вычислительные операции, добиться выполнения процессов обучения и тренировки нейронной сети в режиме реального времени и без потери точности. Представлены научные и практические результаты имеют высокий потенциал для интеграции в существующие информаци-

онно-аналитические системы, системы медицинского анализа, выбора тактики лечения больных ПКР осложненного ХБП, мониторинга состояния здоровья, в дооперационном и послеоперационном периодах.

Ключевые слова: почечно-клеточный рак, хроническая болезнь почек, метод обучения, средство тестирования, сходимость поискового процесса, нейрон, активационная функция, весовой коэффициент.

Вступ

Рак нирки- злоякісна пухлина, яка найчастіше представлена карциномою та розвивається або з епітелію проксимальних каналців та збирних трубочок (нирково — клітинний рак (НКР)) або з епітелію чашково — мискової системи (перехідно — клітинний рак)[1, 2]. Нирково-клітинний рак, являє собою найбільш поширену різновидність злоякісних пухлин, які локалізуються у нирці. За літературними даними, у дорослих НКР зустрічається у 80 — 90 % випадків серед усіх злоякісних захворювань нирок[3, 4].

У великій кількості клінічних випадків одночасно діє кілька факторів, між якими існують досить складні взаємодії, через що важливим аспектом оцінки певних прогностичних та діагностичних даних є створення методу обробки інформації. Розвиток технічних засобів та інформаційних технологій призводять по появи нових способів опрацювання даних з метою прийняття ефективних рішень. Зокрема, в медицині (біоінформатиці, біомедицині і т.д.) однією з технологій є точне прогнозування (precision prognosis). Дана технологія дозволяє розділяти велику ділянку на декілька менших зон аналізу. Ці зони можуть бути розділені за різними класифікаційними ознаками: розмір, місцезнаходження, якісні та кількісні показники (тут можна вказати що саме та за якими ознаками виділяємо).

Побудова інформаційної технології розпізнавання та класифікації образних представлень клітинного раку нирки із використанням нейронної мережі є важливою задачею. Впровадження в

медичну практику новітніх методів лікування хворих на онкологічну патологію дає можливість вибору кількох альтернативних схем лікування. Кожен лікар ставить перед собою практичне запитання — яка схема лікування є найбільш ефективною на першому етапі терапії, тому проблема оптимізації та індивідуалізації методів лікування онкологічних хворих а залишається актуальною. В наш час, в медичну практику, на зміну найбільш поширеним моделям кореляційно-регресійного аналізу прогнозування прийшли більш сучасні та ефективні нейромережеві прогностичні моделі [5, 6]. Нейронна мережа — це розділ штучного інтелекту, при якому для проведення обробки сигналів застосовуються явища, схожі до тих, які проходять в нейронах живих істот. Однією з найважливіших особливостей нейромереж, які демонструють її широкі можливості та великий потенціал, є — паралельна обробка інформації.

До складу штучних нейронних мереж (ШНМ) входять такі елементи, функціональні можливості яких подібні переважній більшості елементарних функцій нейрона живої істоти. Однією з характерних особливостей ШНМ, є велика кількість властивостей, які є характерними для мозку біологічної істоти.

ШНМ здатні до самостійного навчання на основі власного досвіду, тобто проводять узагальнення попередніх прецедентів та інтерпретують на нові випадки, виділяючи суттєві ознаки з отриманої інформації, яка надходить та містить надлишкові відомості [7].

Властивості ШНМ:

- Здатність до самостійного навчання. ШНМ можуть змінювати власну поведінку в залежності від різноманітних факторів та відповідно реагувати із використанням великої кількості навчальних алгоритмів.
- ШНМ мають здатність узагальнювати та розпізнавати певні образи. Навчена на незначній кількості мережа спроможна узагальнювати отриману інформацію та демонструвати достовірні результати на певних даних, які не були використані у процесі навчання.
- ШНМ може володіти здатністю до абстрагування. Певні ШНМ спроможні виділяти сутність отриманих з вхідних сигналів.
- ШНМ через наявність великої кількості міжнейронних зв'язків може суттєво прискорювати процес обробки інформації [7, 8].

Принципи ШНМ, це апроксимація; класифікація та розпізнавання певних образів; прогнозування перебігу та можливих наслідків; ідентифікація та оцінка, можливість проведення моделювання складних нелінійних відносин різноманітних параметрів, швидка та одночасна обробка усіх даних [9, 10]. Елементарною структурною коміркою ШНМ є нейрон. Для вирішення при допомозі ШНМ певних завдань, в першу чергу, необхідно накопичити достатній об'єм даних, та в послідовному спробувати навчити нейронну мережу вирішувати такі завдання.

ШНМ, працюють з числовими даними, отриманими із обмеженого діапазону [7, 8].

В продовж останніх десятиліть, було опубліковано багато наукових праць, щодо досить ефективного використання ШНМ в медичних дослідженнях. [11, 12, 13]. Найбільш ранньою є робота Taylor A. и співавт., опублікована у 1998 році. Суть роботи полягала в

тому, що на основі створеної ШНМ, було запропоновано прогностичний тест онкологічної патології у жінок перед проведенням хірургічного втручання. Параметри чутливості та специфічності цього тесту на жаль, були не надто високі і становили— 100 і 98 % відповідно. [14, 15, 16].

Звертає на себе увагу робота, яка демонструє створену модель класифікації ризику раку шийки матки при допомозі ШНМ (Xiaoping Q, Ning T., 2007). Якість моделі ШНМ, була досить високою (чутливість при цьому складала 98 %, специфічність біля 97 %). Запропонована модель класифікації ризиків успішно була застосована для скринінгу груп хворих високого ризику [17].

Для прикладу, використовуючи ШНМ в гінекологічній практиці були розроблені прогностичні моделі прогнозування гіперплазії ендометрію беручи до уваги анамнез пацієток, клінічні дані та результати молекулярно-біологічних методів [18, 19, 20].

Досить цікавим, було дослідження проведене із застосуванням ШНМ у прогнозуванні віддалених результатів проведеного лікування хворих із раком педміхурової залози. Метод продемонстрував високу точність (помилка прогнозування не переважала 4 %) та можливість оптимізації якості прогнозування при послідовному навчанні мережі із збільшенням кількості пролікованих пацієнтів. Однак, дані дослідження не відображають вирішення проблеми швидкодіючої обробки даних великих об'ємів що унеможливорює масштабування та інтеграції із існуючими системами. Тому, розпізнавання та класифікації образних представлень клітинного раку нирки із використанням нейронної мережі є актуальною та важливою для вирішення задачею.

Об'єктом дослідження в даній роботі є процеси обробки та аналізу об-

разних представлень для подальшого розпізнавання та класифікації та визначення коефіцієнту приналежності до певного класу.

Предметом дослідження є методи, моделі, структурно-функціональні схеми інформаційної технології образних представлень клітинного раку нирки із використанням нейронної мережі.

Метою роботи є розробка інформаційної технології розпізнавання та класифікації образних представлень нирково — клітинного раку ускладненого хронічною хворобою нирок із використанням нейронної мережі.

Для досягнення поставленої у роботі мети необхідно було вирішити такі завдання:

- проаналізувати існуючі методи обробки та аналізу;
- удосконалити метод попередньої обробки даних за рахунок використання штучних нейронних мереж;
- розробити архітектуру нейронної мережі, методи її навчання та тренування;
- реалізувати інформаційну технологію обробки та аналізу образних представлень у програмному забезпеченні для її функціонування в режимі реального часу.

Попередня обробка даних

Теоретичні та практичні підходи до обробки даних, тренування та тестування нейронної мережі не є взаємовиключаючими, тому основним підходом є поєднання фундаментальних принципів нейромережових технологій з практичним застосуванням. На рис. 1 зображено процес функціонування нейронної мережі.

Як видно із рисунку, навчання це ітеративний процес, що починається із накопичення даних та попередньої обробки для більш якісного процесу трену-

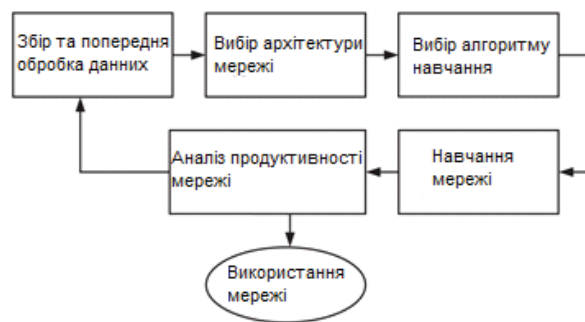


Рис. 1 Структурно-функціональна схема процесу функціонування нейронної мережі

вання. На даному етапі дані повинні бути поділені на тренувальні, еталонні та тестувальні набори. Після вибору відповідного набору даних, необхідно вибрати затребуваний тип мережі (багатошарова, динамічна і т.д.) та архітектуру (кількість шарів, кількість нейронів). Після цього вибираємо алгоритм тренування який підходить для нейронної мережі та заданої проблеми.

Після навчання мережі необхідно провести аналіз продуктивності мережі. Даний аналіз може показати всі наявні проблеми із даними, архітектурою мережі або алгоритмом навчання. Даний процес є ітеративним допоки продуктивність розробленої мережі не вийде на бажаний та наперед заданий рівень.

Процес попереднього навчання

На даному етапі групуються задачі на три категорії:

1. Вибір даних;
2. Попередня обробка даних;
3. Вибір типу мережі та архітектури.

В загальному дуже складно передати накопичені дані та правила безпосередньо у нейронну мережу, проте якість розробленої нейронної мережі буде настільки високою, наскільки якісно підготовлені дані для її навчання. Навчальні дані повинні охоплювати повний діапазон вхідного простору для якого нейронна мережі буде використовуватись. Неможливо гарантувати продуктивність нейромережі коли входи із

даними виходять за межі тренувального набору. Оскільки запропонована нейронна мережа для класифікації є нелінійною «чорною скринєю», вона не здатна до якісної екстраполяції результатів. Також не можна бути певними що вхідний простір даних відповідає тренувальному набору. Запропонована конструкція нейронної мережі для вирішення простої задачі, для якої вхідний вектор є малої розмірності і кожен елемент вхідного вектору може бути вибраний незалежно від індексації, дозволяє оперувати вхідним простором як сіткою. Для багатьох задач, зокрема і класифікації, розмірність вхідного простору є великою, що унеможливує та ускладнює процес абстрактного представлення даних. В такому випадку всі дані вхідних наборів є залежними. Абстрактне представлення тестового набору даних зображене на рис. 2.

Виділена область представляє діапазон $[-1..1]$. В даному випадку робота мережі зводиться до знаходження функції опису виділеної області даних. Пошук функції для визначення даних з за межі виділеної області не проводиться, оскільки це не входить до задачі класифікації, підвищує складність мережі та сповільнює загальний час функціонування мережі. Бувають випадки визначення виділеної області із недостатньою точністю, похибка зворотнього поширення процесу навчання мережі зростає, тим-самим зменшуючи точність процесу класифікації та виходу пошукового процесу за бажану область набору даних. В даному випадку необхідно провести попередню обробку вхідного набору даних використовуючи традиційні методи обчислення. Шляхом аналізу навчаної нейронної мережі можна зробити висновок про адекватність процесу навчання та відповідно отриманих результатів у майбутньому. Додатково використовуються методи,

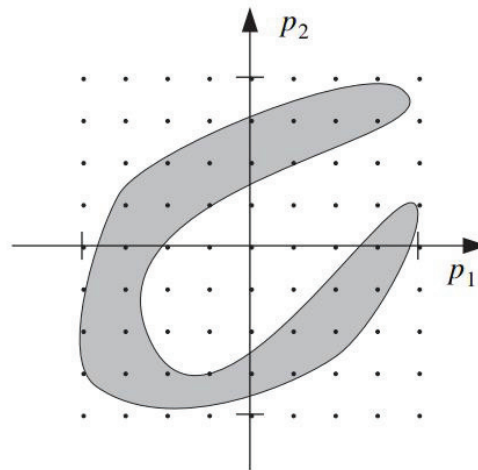


Рис. 2. Представлення тестового набору даних

що дозволяють ідентифікувати вихід пошукового процесу за межі виділеної області наборів даних на яких відбувався процес навчання та тренування. Даний підхід не підвищує продуктивність мережі однак він унеможливить використання мережі в задачах для яких вона є непристосованою.

Після процесу збору та підготовки даних, всі набори розділяються на три групи:

1. Тренувальна група;
2. Група валідації;
3. Тестувальна група.

Під час вирішення задачі класифікації картографічних зображень було визначено, що тренувальний набір займає 70 % всього об'єму, набір для валідації 15 %, набір тестування 15 %. Варто зазначити, об'єм кожної групи може різнитись в залежності від задачі та типів даних. Застосований метод поділу цілого об'єму даних на групи полягає у довільному виборі даних із початкового набору підготовлених даних. Дослідним шляхом підтверджено, що даний метод гарантує задовільний результат по відношенню до швидкодії, але в подальшому для збільшення точності необхідно ввести класифікаційні коефіцієнти. Також, даний підхід можливо використа-

ти під час аналізу процесу навчання/ тренування для визначення проблем після розділення даних.

1.2. Попередня обробка даних

Основна мета попередньої обробки даних спростити навчання мережі та провести початкову обробку наборів даних. Попередня обробка даних складається з наступних етапів: нормування, виокремлення ознак, заповнення відсутніх значень. Запропонований метод нормування даних полягає в тому, що весь діапазон даних повинен потрапити у стандартизований діапазон, «зрозумілий» нейронній мережі. Для цього використовуємо формулу (1)

$$P^n = 2 (p - p^{\min}) / (p^{\max} - p^{\min}) - 1 \quad (1)$$

де p^{\min} — вектор, що містить мінімальні значення кожного елементу вхідного вектору; p^{\max} — максимальні значення; \cdot — процес поелементного ділення двох векторів; p^m — нормалізований вхідний вектор.

В доповнення до процесу нормування, який включає в себе лінійне перетворення, нелінійні перетворення часто виконуються як етап попередньої обробки. На відміну від нормування, що є стандартною процедурою та може бути застосовною до будь-якого набору даних, запропоноване нелінійне перетворення може бути застосовне виключно до задачі класифікації картографічних зображень та із наперед підготовленими даними.

Виокремлення ознак

Метод виокремлення ознак використовується за умови коли розмірність рядка вхідного вектора є надлишковою та зайвою. Основна мета застосування даного методу у зменшенні розмірності вхідного простору шляхом визначення властивостей кожного вектора та в подальшому використовувати ці властивості в якості одного з входів нейронної мережі. Для задачі класифікації ураженої ділянки, яка є криволінійною, не по-

трібно визначати окремі просторові впадини, достатньо на етапі попередньої підготовки даних визначити їх кількість та подати числове значення на вхід нейронної мережі.

Проектування архітектури нейронної мережі

Наступним кроком слідуючим за процесом навчання є розробка архітектури мережі. Базовий тип нейромережевої архітектури визначаємо за типом задачі, яку ми вирішуємо. Одразу після визначення архітектури, необхідною умовою є задання ознак архітектури, зокрема кількість нейронів та шарів, кількість входів та виходів та тип нейронних активаційних функцій.

Поставлену задачу класифікації уражених ділянок можна представити як комбінацію відомих задач, зокрема розпізнавання образів та кластеризацію. Вцілому задача зводиться до класифікації вхідних даних відповідно до цільових категорій. Відомо, що оптимальної для вирішення даної задачі є багатошарові перцептрони із передаточними функціями в якості вихідного шару мережі. Після проведення аналізу та підготовки даних було виявлено, в якості вихідного шару та вихідних нейронів застосувати сигмоїдні активаційні функції. Задача кластеризації або сегментації зводиться до групування вхідних даних відповідно до їхньої подібності. Відповідно до (літ) доцільним є застосування рекурентних та саморганізованих карт, основною перевагою є можливість візуалізувати багатовимірні простори.

На рис. 3 представлено розроблену архітектуру нейронної мережі.

В основі мережі тангенційно-сигмоїдні передаточні функції на обох рівнях, що є стандартом для нейромережі для задачі класифікації та розпізнавання образів. Можливим є використання двох прихованих шарів, але дослідним шляхом встановлено, для розпізна-

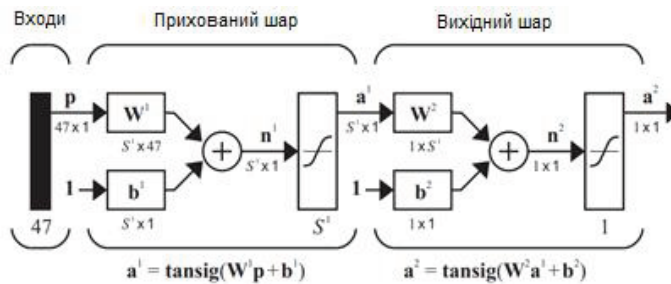


Рис. 3. Архітектура нейронної мережі

вання та класифікації двовимірних зображень достатньо одного прихованого шару. Кількість нейронів у прихованому шарі S^1 залежить від складності правил приналежності та визначається на етапі тестування та тренування мережі.

Комп'ютерна симуляція та аналіз результатів

Навчання мережі здійснювалось використовуючи масштабований градієнт, що є ефективним засобом в задачі розпізнавання образів та класифікації. На рис. 4 зображено графік зміни середньоквадратичної похибки в порівнянні з числом ітерацій обчислювального процесу.

Використовується мережа із 10 нейронами у прихованому шарі $S^1 = 10$. Мінімальне значення похибки отримано на шістнадцятому ітераційному процесі, що відображено на рис. 4, та значення вагових параметрів нейронної мережі були збережені в цій точці. Як видно із представленого рисунку похибка навчання не змінювалась впродовж наступних сорока ітерацій, тому процес навчання та тренування був зупинений.

Результати тренування зображені на рис. 5 у вигляді матриці співпадінь навчаної нейромережі на даних тестування.

На рисунку зображено верхня ліва

комірка показує 13 з 14 коректно класифікованих онкологічних кластерів, комірка 2,2 відображає 66 з 71 коректно класифікованих взірців. Найбільша кількість помилково класифікованих взірців відображені в комірці 1,2.

Додатково був проведений аналіз якості розпізнавання шляхом отриманої операційної характеристики (ROC). На рис. 6 відображений графік ROC для даних тестування. Ідеальна траекторія шляху ROC проходить крізь комірки 0,0 — 0,1 — 1,1

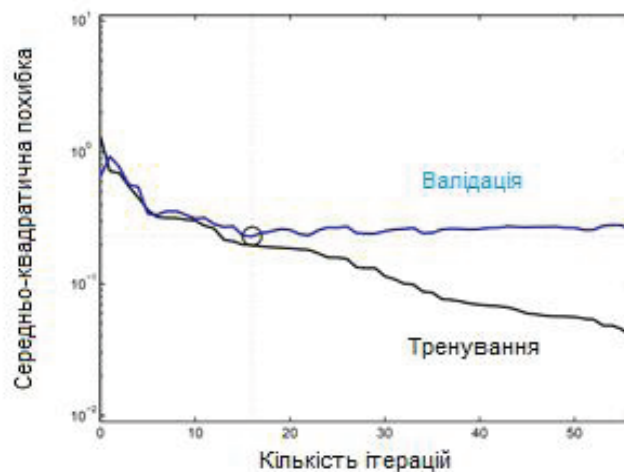


Рис. 4. Залежність середньоквадратичної похибки від кількості ітерацій

Матриця співпадінь

	1	2	
1	13 15.3%	5 5.9%	72.2% 27.8%
2	1 1.2%	66 77.6%	98.5% 1.5%
	92.9% 7.1%	93.0% 7.0%	92.9% 7.1%
	1	2	
	Цільовий клас		

Рис. 5. Матриця співпадінь процесу тестування

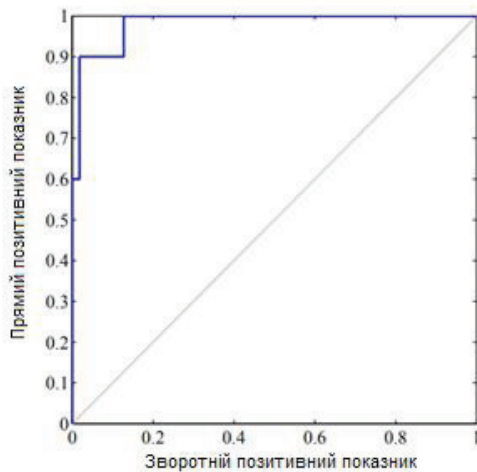


Рис. 6. ROC характеристика для набору тестувальних даних

Вихідний клас	1	9.11 14.0%	3.69 5.7%	71.2% 28.8%
	2	2.51 3.9%	49.83 76.5%	95.2% 4.8%
		78.4% 21.6%	93.1% 6.9%	90.5% 9.5%
		1	2	
		Цільовий клас		

Рис. 7. Усереднені значення процесу симуляції методом Монте-Карло

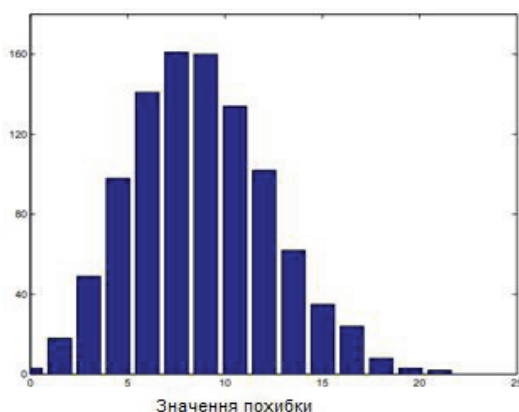


Рис. 8. Гістограма відхилення середньоквадратичної похибки

Результати відображені на рис. 5 та рис. 6 показують розподіл даних на тренувальні/тестувальні/перевірочні набори. Наступним етапом аналізу є визначення чутливості результатів шляхом проведення симуляції методом Монте — Карло. Дані були розділені на 1000 різних часових проміжків, що відповідає динамічній зміні наборів даних об'єкта симуляції. Для кожного розподілу даних, навчання нейронної мережі відбувалось із довільними ваговими коефіцієнтами. Результати симуляції були усереднені та зведені у рис. 7.

Результати відображають дані класифікації наборів даних по 12 класів на кожен окремий набір даних. Виходячи із результатів, більше 9 класів були визначені коректно при цьому середньоквадратична похибка не перевищує значення 9.5 %.

Усереднені результати симуляції методом Монте-Карло є подібними до отриманих оригінальних результатів. На рисунку 8 відображена гістограма відхилення похибки.

Середнє значення похибки складає 9.5 %, середнє значення відхилення складає 3.5 %.

Висновки

У роботі розглянуті актуальні питання розробки та застосування штучних нейронних мереж у системах медичної діагностики, щодо вибору того чи іншого методу лікування хворих НКР ускладненого ХХН.

Застосування подібних методів та алгоритмів дозволяє підвищити ефективність та точність опрацювання даних хворих НКР ускладненого ХХН та їх подальшу обробку, з метою ефективного та оперативного вибору того або іншого методу лікування даного контингенту хворих.

Розроблено структурно-функціональну схему та архітектуру штучної нейронної мережі, вибрані оптимальні

методи навчання та підготовки даних для задачі розпізнавання уражених ділянок.

Проведені комп'ютерні симуляції режимів тестування та тренування штучної нейронної мережі, визначені крайові умови функціонування та оптимальний режим навчання по швидкодії та тривалості.

Література

1. Клиническая онкоурология / Под ред. Б. - П. Матвеева. — М.: АБВ-Пресс, 2011. — 934 с. — ISBN 978-5-903018-23-9.
2. Москвина Л. В., Андреева Ю. Ю., Мальков П. Г., Франк Г. А., Алексеев Б. Я., Калпинский А. С., Прядилова Е. В. Клинически значимые морфологические параметры почечно-клеточного рака // Онкология. — 2013. — № 4. — С. 34—39
3. Kuthi L, Jenei A, Hajdu A, Nymeth I, Varga Z, Bajory Z, et al. Prognostic Factors for Renal Cell Carcinoma Subtypes Diagnosed According to the 2016 WHO Renal Tumor Classification: A Study Involving 928 Patients. *Pathol Oncol Res.* 2017 Jul; 23 (3): 689–98.
4. Lin SY, Linehan JA, Wilson TG, Hoon DSB. Emerging Utility of Urinary Cell-Free Nucleic Acid Biomarkers for Prostate, Bladder, and Renal Cancers. *Eur Urol Focus.* 2017 Apr; 3 (2-3): 265–72.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — С. 1104.
6. Comparison of artificial neural networks with logistic regression in prediction of gallbladder disease among obese patients / P. L. Liew, Y. C. Lee, Y. C. Lin et al. // *Dig. Liver Dis.* 2007. — Vol. 39, № 4. — P. 356 — 362.
7. Боженко В. К. Многопараметрический анализ лабораторных показателей крови для получения диагностической информации в экспериментальной и клинической онкологии: автореф. дис. на соиск. науч. степени докт. мед. наук: спец. 14.00.14 „Онкология” / В. К. Боженко. — Москва, 2004. — 32, [1] с.
8. Крижанівська А.Є. Місцево-поширений рак шийки матки: тактика, лікування і прогноз: дис. На здобут. наук. ступен докт. мед. наук: спец. 14.01.07 „Онкологія” / А. Є. Крижанівська. — Івано — Франківськ, 2015. — С. 222-242
9. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. М.: Финансы и статистика, 2004. — С. 344.
10. Prediction of survival and complications after gastrostomy in an individual by using clinical factors with an artificial neural network system / T. Takayama, K. Takayama, N. Inoue [et al.] // *Eur. J. Gastroenterol. Hepatol.* — 2009. —Vol. 21. — P. 1279 — 1285.
11. Radensky P. W. Interactive neural-network-assisted screening. An economic assessment / P. W. Radensky, L. J. Manco // *Acta Cytol.* — 1998. — Vol. 42, № 1. — P. 246 — 252.
12. Usefulness of artificial neural network for differential diagnosis of hepatic masses on CT images / K. Mataka, K. Yoshimitsu, S. Kumazawa [et al.] // *Acad Radiol.* — 2006. — Vol. 13, № 8. — P. 951 — 962.
13. Радзішевська Є. Б. Результати статистичного аналізу катанестичних даних хворих на рак шийки матки / Є. Б. Радзішевська, Л. Я. Васильєв, Я. Е. Вікман // Український радіологічний журнал. — 2010. — № 18. — С. 65 — 70.
14. Identification of women for referral to colposcopy by neural networks: a preliminary study based on LBC and molecular biomarkers / P. Karakitsos, C. Chrelias, A. Pouliakis [et al.] // *J. Biomed. Biotechnol.* — 2012. — 2012: 303192. doi: 10.1155 / 2012 / 303192.
15. Zhang Y. X. Artificial neural networks based on principal component analysis input selection for clinical pattern recognition analysis / Y. X. Zhang // *Talanta* — 2007. — Vol. 73. — P. 68 — 75.
16. Xiaoping Q. Constructing of the risk classification model of cervical cancer by artificial neural network / Q. Xiaoping, T. Ning, T. Yun // *An. International Journal.* — 2010. — V. 32. — P. 1094 — 1099.
17. Distinction of cervical cancer biopsies by use of infrared microspectroscopy and probabilistic neural networks / A. Podshyvalov, R. K. Sahu, S. Mark [et al.] // *Appl. Opt.* — 2005. — Vol. 44, № 18. — P. 3725 — 3734.

References

1. Clinical oncology / Ed. B.P. Matveeva. - M.: ABV-Press, 2011. — 934 p. - ISBN 978-5-903018-23-9.
2. Moskvina L. V., Andreeva Yu. Yu., Malkov P. G., Frank G. A., Alekseev B. Ya., Kalpinsky A. S., Pryadilova E. V. Clinically significant morphological parameters of renal cell cancer /

- / Oncology. - 2013. - No. 4. - P. 34-39
3. Kuthi L, Jenei A, Hajdu A, Nymeth I, Varga Z, Bajory Z, et al. Prognostic Factors for Renal Cell Carcinoma Subtypes Diagnosed According to the 2016 WHO Renal Tumor Classification: A Study Involving 928 Patients. *Pathol Oncol Res.* 2017 Jul; 23 (3): 689–98.
 4. Lin SY, Linehan JA, Wilson TG, Hoon DSB. Emerging Utility of Urinary Cell-Free Nucleic Acid Biomarkers for Prostate, Bladder, and Renal Cancers. *Eur Urol Focus.* 2017 Apr; 3 (2-3): 265–72.
 5. Haykin S. *Neural networks: full course* / S. Haykin. М.: Publishing house "Williams", 2006. - P. 1104.
 6. Comparison of artificial neural networks with logistic regression in prediction of gallbladder disease among obese patients / P. L. Liew, Y. C. Lee, Y. C. Lin et al. // *Dig. Liver Dis.* 2007. — Vol. 39, № 4. — P. 356 — 362.
 7. Bozhenko VK Multiparametric analysis of laboratory blood parameters for obtaining diagnostic information in experimental and clinical oncology: author. dis. for a job. scientific. degree doct. honey. Sciences: spec. 14.00.14 "Oncology" / V. K. Bozhenko. - Moscow, 2004. - 32, [1] p.
 8. Kryzhanivska AE Locally common cervical cancer: tactics, treatment and prognosis: dis. On the gain. Science. degree of Dr. med. Science: special. 14.01.07 "Oncology" / AE Kryzhanivska. - Ivano-Frankivsk, 2015. - P. 222-242
 9. Osovsky, S. *Neural networks for information processing* / S. Osovsky. Moscow: Finance and Statistics, 2004. - P. 344.
 10. Prediction of survival and complications after gastrostomy in an individual by using clinical factors with an artificial neural network system / T. Takayama, K. Takayama, N. Inoue [et al.] // *Eur. J. Gastroenterol. Hepatol.* — 2009. —Vol. 21. — P. 1279 — 1285.
 11. Radensky P. W. Interactive neural-network-assisted screening. An economic assessment / P. W. Radensky, L. J. Manqo // *Acta Cytol.* — 1998. — Vol. 42, № 1. — P. 246 — 252.
 12. Usefulness of artificial neural network for differential diagnosis of hepatic masses on CT images / K. Mataka, K. Yoshimitsu, S. Kumazawa [et al.] // *Acad Radiol.* — 2006. — Vol. 13, № 8. — P. 951 — 962.
 13. Radzishavska EB Results of statistical analysis of follow-up data of patients with cervical cancer / EB Radzishavska, L. Ya Vasiliev, Ya. E. Vikman // *Ukrainian Radiological Journal.* - 2010. - № 18. - P. 65 - 70.
 14. Identification of women for referral to colposcopy by neural networks: a preliminary study based on LBC and molecular biomarkers / P. Karakitsos, C. Chrelias, A. Pouliakis [et al.] // *J. Biomed. Biotechnol.* — 2012. — 2012: 303192. doi: 10.1155 / 2012 / 303192.
 15. Zhang Y. X. Artificial neural networks based on principal component analysis input selection for clinical pattern recognition analysis / Y. X. Zhang // *Talanta* — 2007. — Vol. 73. — P. 68 — 75.
 16. Xiaoping Q. Constructing of the risk classification model of cervical cancer by artificial neural network / Q. Xiaoping, T. Ning, T. Yun // *An. International Journal.* — 2010. — V. 32. — P. 1094 — 1099.
 17. Distinction of cervical cancer biopsies by use of infrared microspectroscopy and probabilistic neural networks / A. Podshyvalov, R. K. Sahu, S. Mark [et al.] // *Appl. Opt.* — 2005. — Vol. 44, № 18. — P. 3725 — 3734.

*Впервые поступила в редакцию 11.09.2020 г.
Рекомендована к печати на заседании
редакционной коллегии после рецензирования*